誤差を考慮した観察による回転ジョイントのパラメタ推定

高松　淳[†]　佐藤　啓宏[††]　木村　浩[††]　池内　克史[†]

† 東京大学生産技術研究所
東京都目黒区駒場 4-6-1
†† 電気通信大学
調布市調布ヶ丘 1-5-1
E-mail: †{j-taka,yoshi,yoshi}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp, ††hiroshi@kimura.is.uec.ac.jp

あらまし　現在, 我々は回転ジョイントでつながれた物体の操作を行うロボットプログラムを手軽に生成することを目指している. それにより, 例えば扉を開ける, 蛇口をひねる, コーヒー豆をひく, 等々, 日常のさまざまな作業への適用が可能となる. しかし, そのような物体の操作の際に必要不可欠であるジョイントのパラメタ, つまり回転軸の向きや回転中心は, 従来では人間が手作業で与えなければならず, それがこの操作をおこなうロボットプログラムの生成を困難にしていた. そこで本論文では, 誤差を含む観察を通じて回転ジョイントのパラメタを獲得する方法を述べる.

キーワード　ジョイントパラメタの推定

Estimating Parameters of a Revolute Joint From Observation Including Noises

Jun TAKAMATSU[†], Yoshihiro SATO[††], Hiroshi KIMURA[††], and Katsushi IKEUCHI[†]

† Institute of Industrial Science, The University of Tokyo
4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo
†† The University of Electro-Communications
1-5-1 Chofugaoka, Chofu-city, Tokyo
E-mail: †{j-taka,yoshi,yoshi}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp, ††hiroshi@kimura.is.uec.ac.jp

Abstract　Our goal is to easily generate a robot program to manipulate linkages connected by a revolute joint. The generation enables a robot to perform various everyday tasks, for example, opening a door, turning on a water tap, milling coffee beans using a coffee mill, and so on. Although one needs to set up joint parameters (axis direction and center of rotation)that are essential to manipulate linkages which are connected by the joint, one has to manually set up them in the conventional method. That causes the difficulty in the generation. Therefore we propose a novel method for estimating the parameters of a revolute joint from observation including noises.

Key words　Estimation of joint parameters

1. はじめに

近年, 人間に変わる労働力として, ロボットが非常に注目されてきており, その結果として, さまざまなロボットに接する機会が多くなってきた. しかし, 労働力として用いるために必要となる, ロボットに目的の作業を行わせるためのプログラムの生成は, 現在に至っても非常に困難であり, それを簡略化する手法が強く望まれている. その簡略化手法のひとつとして「観察による行動獲得」[1]〜[3] と呼ばれる手法が注目されている. その手法は, 観察を通じて作業遂行の知識を獲得することに特徴がある.

現在, 我々は回転ジョイントでつながれた物体の操作を行うロボットプログラムを, 手軽に生成することを目指している. それにより, 例えば扉を開ける, 蛇口をひねる, コーヒー豆をひくなど, 日常のさまざまな作業への適用が可能となる.

ジョイントでつながれた物体の操作に関する研究として, 例えば Mason は図 1 に示す 6 つのジョイントの静的な特徴を調べ, position/force hybrid 制御によりそれらの物体を操作する方法を提案している [4]. またジョイントの静的, および動的な特徴に関しては, 機構学において活発に研究されている.

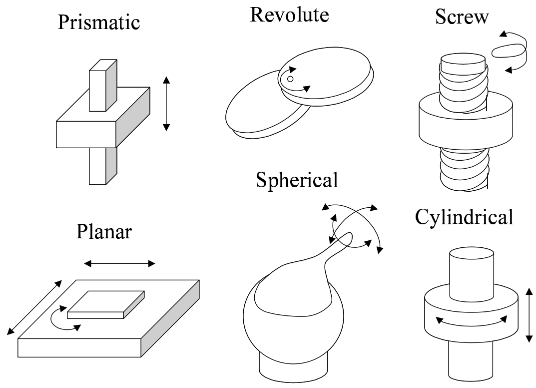

図 1　低 次 対 偶

しかし従来法では, そのような物体操作の際に必要不可欠であるジョイントのパラメタを, 人間が手作業で与えなければならず, 結果として, そのような操作を行うロボットプログラムの生成を困難にしてしまうという問題があった．そこで本論文では, 観察を通じて操作のために必要不可欠である回転ジョイントのパラメタ (回転軸の向きや回転中心) を獲得する方法を提案する．

実際に, 3 次元トラッキングを用いて, それらのパラメタを推定する方法はあまり提案されておらず, 提案されている手法もパラメタの一部である回転中心を求めるのみであり [5], [6], 回転軸の向きを推定する方法は, 我々の知る限り提案されていない．

そこで我々は, 誤差を含んだ 3 次元トラッキングの結果から, 回転ジョイントのパラメータの推定を行う手法を提案する．ここでは, 3 次元トラッキングの結果から, ジョイントでつながれた 2 つの物体の相対位置姿勢が得られているものとし, 誤差はガウシアンノイズであると仮定する．

2. 前 準 備

2 物体間の姿勢変位が, 3×3 直交行列 Θ で表されているとする．その姿勢変位は, ある回転軸 $\mathbf{n}$ 回りに θ ラジアン回転したものと表現し直すことができる．本論文では, 回転量 $|\theta|$ を行列 Θ の大きさであると定義し, それを $||\Theta||$ と表す．

回転ジョイントにより, 2 つの物体 A, B が接続されているとする．本論文では, 物体 B からみた物体 A の相対位置姿勢 $\mathbf{q}_i = ({}^B\mathbf{t}_A^i, {}^B\Theta_A^i)$ が 3 次元トラッキングシステム等により与えられたとき, ジョイントのパラメタを推定する方法を提案する．ただし, ${}^B\mathbf{t}_A^i$ は相対位置を表す 3 次元ベクトル, ${}^B\Theta_A^i$ は相対姿勢を表す 3×3 直交行列である．これらの項では, 系列の順番をあらわす変数 i $(\geqq 1)$ を, 各項の上付きの文字として表現する．

3 次元トラッキング等により得られた相対位置姿勢は, たいていの場合, 誤差を含んでいる．そこで $\hat{\mathbf{q}}_i = ({}^B\hat{\mathbf{t}}_A^i, {}^B\hat{\Theta}_A^i)$ は, 正確な (推定された) 相対位置姿勢を表すものとし, $\Delta\mathbf{q}_i = (\Delta\mathbf{t}^i, \Delta\Theta^i)$ は, 正確なものとトラッキングにより得られたものとの差を表すものとする．

3. 回転ジョイントのパラメータ推定

3.1 定 式 化

回転ジョイントのパラメタは, 接続された物体 A, B の座標系から見た回転軸の向き ${}^A\mathbf{l}$ と ${}^B\mathbf{l}$, 物体 A, B から見た回転中心の位置 ${}^A\mathbf{c}$ と ${}^B\mathbf{c}$ からなる．ただし $|{}^A\mathbf{l}| = |{}^B\mathbf{l}| = 1$ が成り立っているものとする．

すべての i に対して, 回転ジョイントのパラメタと接続された物体 A, B の相対位置姿勢の間には, 式 (1) と (2) に示す関係が成り立っている．

$$ {}^B\mathbf{l} = {}^B\hat{\Theta}_A^i \; {}^A\mathbf{l} \tag{1} $$

$$ {}^B\mathbf{c} = {}^B\hat{\Theta}_A^i \; {}^A\mathbf{c} + {}^B\hat{\mathbf{t}}_A^i \tag{2} $$

3.2 パラメタ推定

まず, 回転軸の向きに関するパラメタ ${}^A\mathbf{l}$, ${}^B\mathbf{l}$ を, 式 (1) を用いて推定する方法を提案する．式 (1) は姿勢誤差を表す項 $\Delta\Theta^i$ を用いて, 式 (3) のように書き直すことができる．

$$ {}^B\mathbf{l} = \Delta\Theta^i \; {}^B\Theta_A^i \; {}^A\mathbf{l} \tag{3} $$

実際に, $\Delta\Theta^i$ の値を正確に知ることは不可能であるので, $\Delta\Theta^i$ の大きさ $||\Delta\Theta^i||$ が小さくなるようなパラメタを選択することが, 妥当な推定であるとする．

ここで, 姿勢誤差の項 $\Delta\Theta^i$ を, 式 (4) に示す 2 つの回転行列の積 (1. 回転軸 $\mathbf{l}_i$ 回りに θ_{2i} ラジアン回転, 2. 回転軸 ${}^B\mathbf{l}$ 回りに θ_{1i} ラジアン回転) で表すものとする．

$$ \Delta\Theta^i = R({}^B\mathbf{l}, \theta_{1i}) R(\mathbf{l}_i, \theta_{2i}) \tag{4} $$

回転行列 $R(\mathbf{l}, \theta)$ は回転軸 $\mathbf{l}$ 回りに θ ラジアン回転したものを表しており, すべての i において, ${}^B\mathbf{l} \cdot \mathbf{l}_i = 0$ が成り立っているものとする．

式 (4) を式 (3) に代入することにより, 式 (5) が得られる．

$$ R({}^B\mathbf{l}, \theta_{1i})^T \; {}^B\mathbf{l} = R(\mathbf{l}_i, \theta_{2i}) {}^B\Theta_A^i \; {}^A\mathbf{l} \tag{5} $$

式の左辺の部分にあたる項 $R({}^B\mathbf{l}, \theta_{1i})^T \; {}^B\mathbf{l}$ の値は, θ_{1i} の値に関わらず一定である．これは, 回転軸 ${}^B\mathbf{l}$ 回りの回転が誤差によるものか実際のものかを区別できないことを意味している．ここでは姿勢誤差の項 $\Delta\Theta^i$ を最小化するため, $\theta_{1i} = 0$ であると仮定する．

次に, ${}^B\mathbf{l}^T$ を式 (5) の両辺に右側からかけることにより, 式 (6) を得る．なお, 記述を簡単にするため θ_{2i} を改めて θ_i と記述する．

$$ R(-\mathbf{l}_i, \theta_i) {}^B\mathbf{l} {}^B\mathbf{l}^T = {}^B\Theta_A^i \; {}^A\mathbf{l} {}^B\mathbf{l}^T \tag{6} $$

式 (6) の左辺は, 式 (7) のように書くことができる．ただし,

$$ [(x, y, z)]_\times = \begin{pmatrix} 0 & -z & y \\ z & 0 & -x \\ -y & x & 0 \end{pmatrix} $$

はいわゆる歪対称行列と呼ばれるものである．

$$(I - \sin\theta_i [\mathbf{l}_i]_\times + (1-\cos\theta_i)[\mathbf{l}_i]_\times^2)^B\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T \tag{7}$$

具体的に計算することにより, 以下の式が成り立つことが確認できる:

$$\begin{aligned} \mathrm{Tr}({}^B\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T) &= 1 \\ \mathrm{Tr}([\mathbf{l}_i]_\times\ {}^B\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T) &= 0 \\ \mathrm{Tr}([\mathbf{l}_i]_\times^2\ {}^B\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T) &= ({}^B\mathbf{l}\cdot\mathbf{l}_i)^2 - 1 = -1 \end{aligned}$$

これらを用いることにより, 式 (8) を得ることができる.

$$\mathrm{Tr}(R(-\mathbf{l}_i, \theta_i)^B\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T) = \cos\theta_i \tag{8}$$

この結果により, 我々は最適化に適した評価関数を手にいれることができた. $1-\cos\theta_i$ が最小となるとき, 姿勢誤差の項の大きさ $||\Delta\Theta^i||$ つまり $|\theta_i|$ の値は最小となることから, 非線形最適化手法を用いて, 式 (9) の値を最小化することにより, パラメタ ${}^A\mathbf{l}$, ${}^B\mathbf{l}$ を推定することができる.

$$\min_{{}^A\mathbf{l},\ {}^B\mathbf{l}} \sum_i (1-\cos\theta_i) = \min_{{}^A\mathbf{l},\ {}^B\mathbf{l}} \sum_i (1 - \mathrm{Tr}({}^B\Theta_A^i\ {}^A\mathbf{l}^B\mathbf{l}^T)) \tag{9}$$

次に, 推定された相対姿勢 ${}^B\hat{\Theta}_A^i$ を計算する方法を述べる. これは 3 次元ベクトル ${}^B\Theta_A^i\ {}^A\mathbf{l}$ と ${}^B\mathbf{l}$ の外積を用いることにより, 簡単に計算することができる.

最後に, 回転中心に関するパラメタ ${}^A\mathbf{c}$, ${}^B\mathbf{c}$ を式 (2) を用いて推定する方法を提案する. 式 (2) は位置誤差を表す項 $\Delta\mathbf{t}^i$ を用いて, 式 (10) のように書き直すことができる.

$$\Delta\mathbf{t}^i = {}^B\mathbf{c} - {}^B\hat{\Theta}_A^i\ {}^A\mathbf{c} - {}^B\mathbf{t}_A^i \tag{10}$$

ここでも, $\Delta\mathbf{t}^i$ の大きさが小さくなるようなパラメタを選択することが, 妥当な推定であるとする. 実際に, これらのパラメタは最小自乗法を用いて推定することができる. 具体的には, 式 (11) を解けばよい. ただし $A_i = \begin{pmatrix} -{}^B\hat{\Theta}_A^i & I \end{pmatrix}$ である.

$$\left(\sum_i A_i^T A_i\right)\begin{pmatrix} {}^A\mathbf{c} \\ {}^B\mathbf{c} \end{pmatrix} = \sum_i A_i^T\ {}^B\mathbf{t}_A^i \tag{11}$$

なお回転中心の選び方には曖昧性が生じるため, 行列 $\sum_i A_i^T A_i$ は必ずしも正則であるとは限らない. そこで我々は, 特異値分解を用いてこの方程式を解いている.

4. 実装と実験

4.1 実　　装

この節では, 実際の実装の方法について述べる. 実装にあたって, 次に示す 2 つの問題を解決する必要がある:

- 回転軸および姿勢をどのようにパラメタ化するか?
- どのような非線形最適化手法を用いるか?

1 番目の問題に関して, 我々は回転軸の向きを極座標表現を用いてパラメタ化した. 具体的に, ${}^A\mathbf{l}$, ${}^B\mathbf{l}$ はパラメタ p, q, r, s を用いて, 式 (12) のように表すことができる.

$$\begin{aligned} {}^A\mathbf{l} &= (\sin p\cos q, \sin p\sin q, \cos p)^T \\ {}^B\mathbf{l} &= (\sin r\cos s, \sin r\sin s, \cos r)^T \end{aligned} \tag{12}$$

また, 姿勢はロールピッチヨー表現を用いてパラメタ化した. 具体的に, ${}^B\Theta_A$ はパラメタ α, β, γ を用いて, 式 (13) のように表すことができる. ただし $c_\alpha = \cos\alpha$, $s_\alpha = \sin\alpha$, $c_\beta = \cos\beta$, $s_\beta = \sin\beta$, $c_\gamma = \cos\gamma$, $s_\gamma = \sin\gamma$ であるとする.

$${}^B\Theta_A = \begin{pmatrix} c_\alpha c_\beta & c_\alpha s_\beta s_\gamma - s_\alpha c_\gamma & c_\alpha s_\beta c_\gamma + s_\alpha s_\gamma \\ s_\alpha c_\beta & s_\alpha s_\beta s_\gamma + c_\alpha c_\gamma & s_\alpha s_\beta c_\gamma - c_\alpha s_\gamma \\ -s_\alpha & c_\beta s_\gamma & c_\alpha c_\gamma \end{pmatrix} \tag{13}$$

これらの表現方法はいくつかの特異点を有しており, それが非線形最適化における収束を困難にする場合があるが, 実際の実験ではそのような問題は見られなかった.

2 番目の問題に関して, 我々は非線形最適化手法として共役勾配法を用いた. なお, 共役勾配法における初期解 ${}^A\mathbf{l}_{in}$, ${}^B\mathbf{l}_{in}$ を以下のような手続きを経て設定した:

（1） $||{}^B\Theta_A^{iT}\ {}^B\Theta_A^j||$ の値ができるだけ $\frac{\pi}{2}$ に近くなるような i, j を選ぶ.

（2） ${}^A\mathbf{l}_{in}$ の値を $R({}^A\mathbf{l}_{in}, \theta) = {}^B\Theta_A^{iT}\ {}^B\Theta_A^j$ を解くことにより決定する.

（3） ${}^B\mathbf{l}_{in}$ の値を ${}^B\mathbf{l}_{in} = {}^B\Theta_A^i\ {}^A\mathbf{l}_{in}$ を用いて決定する.

なお, 式 (14) は誤差のない状況では常に成立している.

$${}^B\hat{\Theta}_A^{iT}\ {}^B\hat{\Theta}_A^j\ {}^A\mathbf{l} = {}^A\mathbf{l} \tag{14}$$

この式より, 回転行列 ${}^B\hat{\Theta}_A^{iT}\ {}^B\hat{\Theta}_A^j$ は回転軸 ${}^A\mathbf{l}$ まわりの回転を表しているといえる.

4.2 シミュレーション実験

はじめに, シミュレーション実験により, 真値と推定値を実際に比較することで我々の提案する手法の性能評価を行った. 本実験の目的は以下のとおりである:

- 我々の提案手法と他の手法との性能を比較する
- 設定条件と推定精度の関係を調べる

実際に, 我々は以下に示す方法で, シミュレーション実験を行った:

（1） 適当に回転ジョイントのパラメタを設定する

（2） 設定されたパラメタに従って誤差のない相対位置姿勢の列を生成する

（3） 生成された相対位置姿勢の列に誤差を加える

（4） 誤差を加えた相対位置姿勢の列に対してパラメタ推定手法を適用する

（5） 推定されたパラメタと真のパラメタを比較する

実際に上に示すステップを 1000 回繰り返し行うことにより性能評価を行った.

まず, 誤差の加え方について具体的に述べる. 実際に式 (15) に従って誤差を加えた. ただし $\Delta\mathbf{t}$, $\Delta\Theta$ はそれぞれ位置, 姿勢に関する誤差である.

$$\begin{aligned} {}^B\mathbf{t}_A^i &= \Delta\mathbf{t} + {}^B\hat{\mathbf{t}}_A^i \\ {}^B\Theta_A^i &= \Delta\Theta\ {}^B\hat{\Theta}_A^i \end{aligned} \tag{15}$$

$\Delta\mathbf{t}$ の大きさは, 0 から 10[mm] の間の一様分布に従ってランダムに決定した. もちろん, $\Delta\mathbf{t}$ の向きはランダムに設定してある.

表 1　提案手法と他の手法との性能評価

${}^{A}\mathbf{l}$ に関して推定された値と真の値との差

回転量 - サンプル数	手法 A 平均 (標準偏差)[deg]	提案手法 平均 (標準偏差)[deg]
45[deg] - 50	3.857 (2.104)	1.330 (0.6914)
45[deg] - 100	3.800 (2.157)	0.9352 (0.5167)
45[deg] - 200	3.884 (2.143)	0.6989 (0.3877)
90[deg] - 50	2.128 (1.120)	0.6916 (0.3455)
90[deg] - 100	2.053 (1.147)	0.4881 (0.2552)
90[deg] - 200	2.077 (1.132)	0.3485 (0.1891)
180[deg] - 50	1.999 (1.117)	0.3951 (0.2000)
180[deg] - 100	2.051 (1.177)	0.2690 (0.1424)
180[deg] - 200	2.044 (1.130)	0.1904 (.09464)

${}^{B}\mathbf{l}$ に関して推定された値と真の値との差

回転量 - サンプル数	手法 A 平均 (標準偏差)[deg]	提案手法 平均 (標準偏差)[deg]
45[deg] - 50	3.909 (2.122)	1.329 (0.6838)
45[deg] - 100	3.741 (2.157)	0.9411 (0.5109)
45[deg] - 200	3.862 (2.126)	0.6904 (0.3826)
90[deg] - 50	2.096 (1.199)	0.6890 (0.3474)
90[deg] - 100	2.051 (1.158)	0.4929 (0.2558)
90[deg] - 200	2.060 (1.134)	0.3397 (0.1907)
180[deg] - 50	2.058 (1.151)	0.3818 (0.1970)
180[deg] - 100	2.048 (1.170)	0.2701 (0.1468)
180[deg] - 200	2.042 (1.151)	0.1934 (0.1010)

姿勢に関する誤差を表す項 $\Delta\Theta$ は, 式 (16) に従って生成した. ただし, $\Delta\theta$ は 0 から 5[deg] の間の一様分布に従ってランダムに設定しており, また $\mathbf{l}$ もランダムに設定した.

$$\Delta\Theta = R(\mathbf{l}, \Delta\theta) \tag{16}$$

まず, 我々の提案手法と他の手法との比較を行った. ここでは, 回転軸の推定精度のみに注目して性能比較を行い, 比較対象として次のような方法 (以降手法 A と記述する) を選んだ:

$||{}^{B}\Theta_{A}^{iT}\ {}^{B}\Theta_{A}^{j}||$ ができるだけ $\frac{\pi}{2}$ 離れた 2 つの相対姿勢 ${}^{B}\Theta_{A}^{i}$, ${}^{B}\Theta_{A}^{j}$ を用いて回転軸を推定する方法.

たしかに, 手法 A によって得られた回転軸の向きの平均をとることにより, さらに良い推定を行うことは可能であるかも知れない. しかし, その際 S^2 つまり球面空間における和を定義しなければならない. 一般的に球面空間での和は定義されておらず, このような計算により得られた結果は, 正当に評価できるものでないと思われる.

実際に, 以下に示す 9 つの条件下において性能比較を行った:

- 相対位置姿勢のサンプル数 : 50, 100, or 200
- 回転量 : 45[deg], 90[deg], or 180[deg]

表 1 に比較した結果を示す.

この表から, 次のような考察が得られる: まず, 我々の提案手法は手法 A にくらべて性能が良い. 当然のことではあるが, 手法 A の推定精度は回転量が $\frac{\pi}{2}$ 以下になるととたんに悪くなる. またサンプル数の増加に対して推定精度の向上がまったくみられない. それに対して, 我々の手法ではサンプル数, 回転量の増加により推定精度の向上が見られる.

表 2　設定条件と推定精度の関係

${}^{A}\mathbf{l}$ に関して推定された値と真の値との差

	50 平均 (標準偏差)[deg]	100 平均 (標準偏差)[deg]	200 平均 (標準偏差)[deg]
45[deg]	1.330 (0.6914)	0.9352 (0.5167)	0.6989 (0.3877)
90[deg]	0.6916 (0.3455)	0.4881 (0.2551)	0.3485 (0.1891)
180[deg]	0.3951 (0.2000)	0.2690 (0.1424)	0.1904 (.09464)

${}^{B}\mathbf{l}$ に関して推定された値と真の値との差

	50 平均 (標準偏差)[deg]	100 平均 (標準偏差)[deg]	200 平均 (標準偏差)[deg]
45[deg]	1.329 (0.6838)	0.9411 (0.5109)	0.6904 (0.3826)
90[deg]	0.6890 (0.3474)	0.4929 (0.2558)	0.3397 (0.1907)
180[deg]	0.3818 (0.1970)	0.2701 (0.1468)	0.1934 (0.1010)

${}^{A}\mathbf{c}$ に関して推定された値と真の値との差

	50 平均 (標準偏差)[mm]	100 平均 (標準偏差)[mm]	200 平均 (標準偏差)[mm]
45[deg]	2.632 (1.378)	1.870 (0.9719)	1.317 (0.6787)
90[deg]	1.394 (0.7260)	0.9468 (0.4800)	0.6748 (0.3424)
180[deg]	0.8007 (0.3834)	0.5706 (0.2735)	0.4047 (0.1928)

${}^{B}\mathbf{c}$ に関して推定された値と真の値との差

	50 平均 (標準偏差)[mm]	100 平均 (標準偏差)[mm]	200 平均 (標準偏差)[mm]
45[deg]	2.640 (1.384)	1.858 (0.9538)	1.327 (0.6823)
90[deg]	1.398 (0.7326)	0.9509 (0.4869)	0.6697 (0.3396)
180[deg]	0.8043 (0.3817)	0.5836 (0.2772)	0.3967 (0.1923)

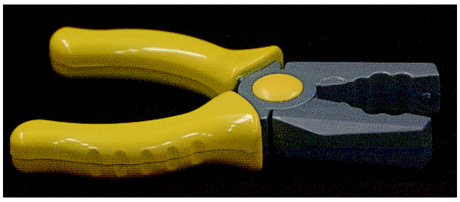

図 2　実験対象物: おもちゃのペンチ

次に, 設定条件と推定精度の関係について述べる. 本実験でも, 先と同じ 9 つの条件下で推定精度との関係を調べた. 実際に, 表 2 にその結果を示す.

この表から, 次のような考察が得られる: すべてのパラメータにおいて, 回転量に比例して推定精度が向上している, つまり回転量が 2 倍になると, 推定誤差の平均および標準偏差が半分になる. また, 推定精度の 2 乗がサンプル数に比例する, つまりサンプル数が 4 $(= 2^2)$ 倍になると, 推定誤差の平均および標準偏差が半分になる. この結果から, 回転量の小さい回転ジョイントのパラメタ推定は比較的困難であると結論づけられる.

4.3　実物体を用いた実験
– レーザレンジファインダを用いた場合 –

実際に, 実物体を用いて回転ジョイントのパラメタの推定を

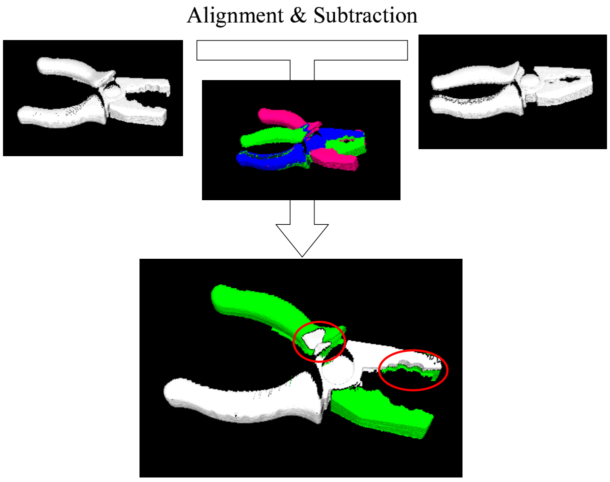

図 3　パーツのモデル化

行った．本実験では, 図 2 に示すおもちゃのペンチを実験に用い, 以下に示す手順で実験を行った:

（1） ペンチの 3 次元形状をレーザレンジファインダ (本実験ではコニカミノルタセンシング株式会社製の Vivid 910 を用いた) をジョイントの角度を変えながら複数回計測する

（2） ペンチを構成する 2 つのパーツのうち 1 つを, 2 つのレンジデータ間で位置あわせを行う

（3） 位置あわせされた 2 つのレンジデータ間の差分 (共通している部分とそうでない部分) をとることによりそれぞれのパーツをモデル化する (図 3 参照)

（4） 生成されたモデルを用いて 2 つのパーツの相対位置姿勢の列を得る

（5） 得られた相対位置姿勢から回転ジョイントのパラメタを推定する

位置あわせには 3 次元テンプレートマッチング法 [7] を用いた．これはいわゆる Iterative Closest Point 法 [8] の一種であるが, 重みつき最小自乗法を用いることにより, 誤差にロバストであるという特徴がある．

図 3 に, ペンチのそれぞれのパーツをモデリングした結果を示す．部分的に正しくパーツ分けされていないところがあるが (図中の赤丸で囲まれた部分), その後の相対位置関係の列を得るためには十分なモデル化である．

実際に, このペンチの回転量は約 30[deg] までであるので, 推定は難しいと考えられる．図 4 に推定結果を示す．図中の青い線が推定された回転軸を示す．

4.4　実物体を用いた実験 – ステレオビジョンを用いた場合 –

この節では, ステレオビジョンを用いて, 回転ジョイントをもつ実物体のパラメタ推定を行った．前節で用いたおもちゃのペンチをステレオビジョンを用いてトラッキングするのは非常に困難であったため, 今回は図 5 に示す LEGO のパーツを用いた．

ステレオビジョンの精度の関係上, トラッキングのために正確な物体モデルは必要ないと判断したため, CAD システムを用いて大まかなモデルを生成した．なおトラッキングには前述の 3 次元テンプレートマッチング法 [7] を用いた．

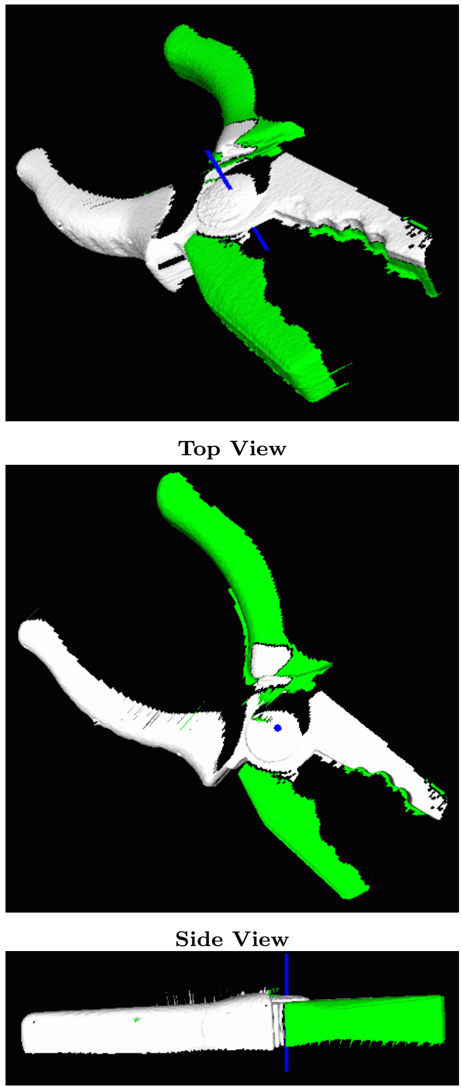

図 4　回転ジョイントのパラメタ推定の結果

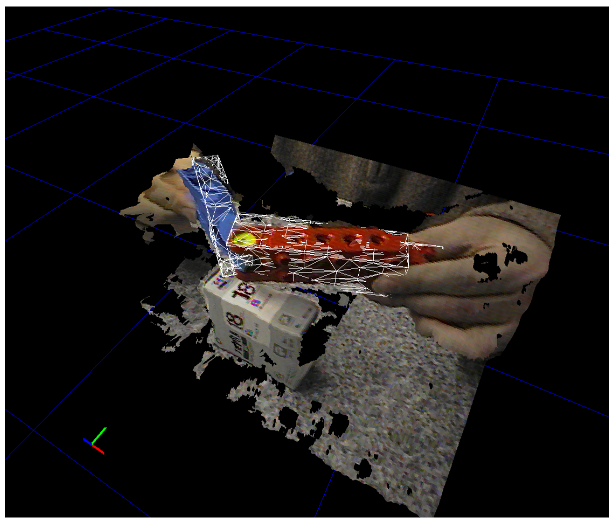

図 5　トラッキングの様子

図 6 に推定結果を示す．図中の赤い線が推定された回転軸を示す．図中白色のパーツ (図 5 において青色の物体) に関しては比較的正確に回転軸の向き, 位置ともに推定されていると言える．しかし図中緑色のパーツ (図 5 において赤色の物体) に関

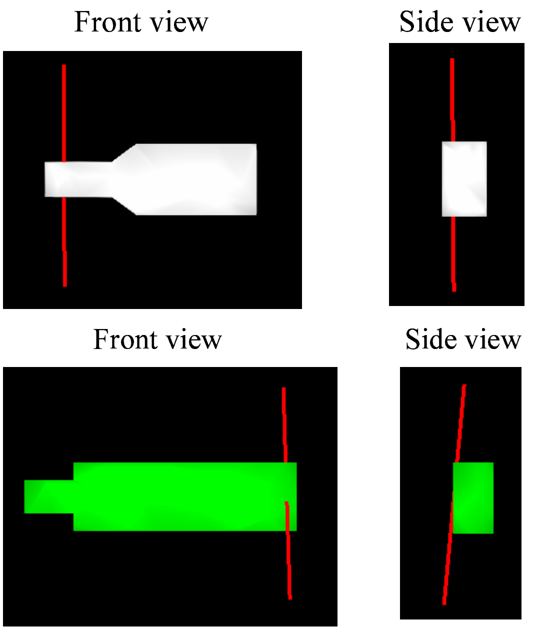

図 6　回転ジョイントのパラメタ推定の結果

してはあまり正確な推定とは言いがたい．我々は視覚の誤差をガウシアンノイズであると仮定したが, 実際その仮定は正しくない．その結果, 推定精度が悪くなったと思われる．ただし, 一般的に視覚の誤差分布を先見的に予測することは非常に困難であるため, その条件下では非常に良く推定できていると考えられる．

5. 結　　論

我々は, 回転ジョイントによって接続された 2 つの物体の相対位置姿勢から, 回転ジョイントのパラメタを推定する方法を提案した．本論文では, 相対位置姿勢は 3 次元トラッキングシステム等によって得られるものとし, 多少の誤差が含まれているものとした．

まず, 我々は回転ジョイントにおいて, パラメタと相対位置姿勢の間の拘束式を定式化した．そして, 我々が定義した評価関数を最小化することにより, パラメタ推定を行う方法を提案した．

次に, 我々はシミュレーション実験と実物体を用いた実験を通じて, 提案手法の性能評価を行った．シミュレーション実験では, 本手法の統計的な性質を示した．それにより, 本手法は推定精度が回転量に比例していること, および推定精度の 2 乗がサンプル数に比例していることを示した．その結果は, 統計的視点からみて妥当なものである．

謝　　辞

なお本研究は，文科省科研費補助金特定領域研究 (C) 課題番号 15017222 及び，独立行政法人科学技術振興機構・池内 CREST プロジェクトの補助を受けている．

文　　献

[1] K. Ikeuchi and T. Suehiro: “Toward an assembly plan from observation part i: Task recognition with polyhedral objects”, IEEE Trans. on Robotics and Automation, **10**, 3 (1994).
[2] S. Schaal: “Is imitation learning the route to humanoid robots?”, Trends in Cognitive Sciences, **3**, pp. 233 – 242 (1999).
[3] R. Dillmann and M. Bordegoni: “Learning robot behavior and skills based on human demonstration and advice: The machine learning paradigm”, Int. Symp. on Robotics Research (1999).
[4] M. T. Mason: “Compliance and force control for computer controlled manipulators”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, **11**, 6 (1981).
[5] J. H. Challis: “Estimation of the finite center of rotation in planar movements”, Medical Engineering and Physics, **23**, pp. 227 – 233 (2001).
[6] G. K. M. Cheung, S. Baker and T. Kanade: “Shape-from-silhouette of articulated objects and its use for human body kinematics estimation and motion capture”, Proc. of CVPR (2003).
[7] M. D. Wheeler and K. Ikeuchi: “Sensor modeling, probabilistic hypothesis generation, and robust localization for object recognition”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **17**, pp. 252 – 265 (1995).
[8] P. Besl and N. McKay: “A method for registration of 3-d shapes”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **14**, 2 (1992).